

질감 근사화 및 반복적 병합을 이용한 올래곡 기반 영상 분할

준회원 정 춘 식*, 정회원 임 채 환*, 김 남 철*

Rate-Distortion Based Image Segmentation Using Recursive Merging and Texture Approximation

Choon Sik Jung* Associated Member, Chae Whan Lim*, Nam Chul Kim* *Regular Members*

요 약

본 논문에서는 반복적 병합의 올래곡 기반 비용을 계산할 때 일반화된 질감 근사화 과정을 도입함으로써 질감 특성이 고려된 올래곡 기반 영상 분할 기법을 제시하였다. 이때 영역 내부의 질감은 SA-DCT를 적용한 후, 양자화 간격이 고정된 두 개의 균일 양자화기에 의해 DC 성분 및 AC 성분을 각각 근사화하여 올래곡 기반 비용을 구하고, 이러한 올래곡 기반 비용에 근거하여 반복적 병합을 이용한 영상 분할을 수행하였다. 256x256 Lena에 대하여 실험한 결과, 제안한 분할법에 의한 영역기반 부호화는 DC 성분만으로 근사화하여 올래곡 기반 영상분할에 의한 것과 JPEG에 비하여 각각 0.8~1.0 dB, 1.2~1.5 dB 정도의 PSNR 성능 개선이 있는 것으로 나타났다.

ABSTRACT

A rate-distortion based segmentation using recursive merging is presented, which considers texture as a homogeneity by adopting the procedure of a generalized texture approximation. The texture in a region is approximated by SA-DCT and a set of two uniform quantizers with fixed step sizes, one for DC and another for AC. Using the approximated texture, we calculated the rate-distortion based cost. The segmentation using recursive merging is performed by using the rate-distortion based cost. Experimental results for 256x256 Lena show that the region-based coding using the proposed segmentation yields the PSNR improvements of 0.8~1.0 dB and 1.2~1.5 dB over that using the rate-distortion based segmentation with DC approximation only and JPEG, respectively.

I. 서 론

영상 분할(segmentation)^[1-3]은 입력영상을 동질성(homogeneity)과 연결성(connectivity)을 만족하는 영역들로 나누는 것으로 정의할 수 있다. 여기서 동질성은 영역내의 모든 화소들이 공통의 성질을 갖는 것이고, 연결성은 영역내의 임의의 두 화소사이

에 연결된 경로(path)가 존재하는 것을 나타낸다. 이러한 영상 분할은 컴퓨터 비전에서 영상분석 및 물체 인식 등에 주로 사용되어 왔으며, 최근에는 동영상 압축 표준기법인 MPEG-4^[4]의 객체기반(object-based) 영상압축을 위하여 객체를 분리하는 데 필요한 과정으로서 그 중요성이 강조되고 있다.

영상 분할법들은 주로 군집화(clustering), 에지기반법(edge-based method), 영역기반법(region-based

* 경북대학교 전자공학과 영상통신연구실(fresher@palgong.knu.ac.kr, cwlim@palgong.knu.ac.kr, nckim@ee.knr.ac.kr)

논문번호 : 99300-0726, 접수일자 : 1999년 7월 26일

* 본 연구는 한국과학재단 '97복제기초 지원(97-0100-02-01-03)에 의하여 수행되었음

method), 그리고 이들 방식을 결합시킨 하이브리드 법(hybrid method) 등으로 크게 분류할 수 있다. 이들 중에서 영역기반법에는 분할법(split-and-merge)^[3], CLRG(centroid linkage region growing)^[5], RAG(region adjacency graph)를 이용한 분할법^[6-9] 등이 있다. 영상부호화 분야에서 분할 영상을 영역의 내부 질감(texture)과 외부 윤곽(contour)으로 나누어 부호화하는 영역기반 부호화 기법 (또는 분할기반 부호화 기법)에 적용하고자 할 때, 주로 이러한 영역기반 분할법을 이용하고 있다^[6, 10].

이러한 영역기반 분할법들에서는 특히 인접한 영역들 사이의 동질성 또는 이질성(dissimilarity)을 어떻게 정의하느냐에 따라 분할 영상의 특성이 달라진다. 기존의 영역기반 분할법들에서 이질성의 비용으로 평균밝기 차이^[8, 9], 왜곡의 변화량^[10], 올래곡 기울기^[11] 또는 올 래곡 기반 비용^[12, 13] 등을 이용하였다. 이들 중에서 반복적 병합을 이용한 올래곡 기반 영상 분할은 영상의 부호화 효율을 극대화하기 위하여 이질성의 비용으로 Lagrange 상수를 이용하여 각 단계에서의 올 및 왜곡을 동시에 고려하는 올래곡 기반 비용을 정의하고, 이 비용에 근거하여 두 영역을 병합함으로써 각 단계별 최적 분할 영상을 얻는다. 그런데 여기서는 분할된 각 영역의 질감을 평균밝기, 즉 DC 성분만으로 근사화하여 영상내의 질감특성이 영상분할에 반영되지 않았다. 그 결과 윤곽선이 다소 복잡하여 이에 따른 부호화 비용이 증가하고, 재생 영상은 영역간의 경계에서 급격한 밝기 변화로 인해 다소 자연스럽지 못하다. 따라서 영상압축을 위한 영상분할 기준으로 사용되는 이질성 측도에 질감특성을 특별히 고려해야 할 필요가 있다.

본 논문에서는 반복적 병합의 올래곡 기반 비용을 계산할 때 일반화된 질감 근사화 과정을 도입함으로써 질감특성이 고려된 올래곡 기반 영상 분할 기법을 제시하였다. 그리고 영역 내부의 질감은 각 영역에 대하여 SA-DCT^[4]를 적용한 후, 양자화 간격이 고정된 두 개의 균일 양자화기를 이용하여 영역 내부의 질감을 DC 성분 및 AC 성분들로 각각 근사화하고, 이때 발생하는 올과 왜곡으로부터 Lagrange 상수를 이용한 올래곡 기반 비용을 구하여 각 단계마다 국부적으로 최적인 분할영상을 얻었다. 이러한 올래곡 기반 분할 알고리즘의 부호화 성능을 조사하기 위하여 분할 영상들을 영역기반 부호화에 적용할 때, 영역의 내부 질감은 DC 및 AC 성분들로 근사화하여 이를 가변길로 부호화

하고, 영역들의 윤곽은 윤곽화소들을 따라가면서 부호화하는 여섯 방향 윤곽부호화^[14]로 부호화된다. 실험에서는 제안한 질감 근사화가 고려된 올래곡 기반 영상분할 결과, 이질성의 비용으로 평균밝기 차이와 왜곡의 변화량 등을 사용하여 얻은 영상분할 결과, 그리고 DC 성분만을 고려한 올래곡 기반 영상분할 결과를 각각 영역기반 부호화 기법에 적용하여 얻은 부호화 성능을 비교한다. 또한, 정지영상 부호화의 표준 기법인 JPEG과도 그 성능을 비교한다.

II. 반복적 병합법에 의한 영상 분할

영상 분할은 입력영상 I 를 동질한 영역들의 집합인 파티션(partition) $P=(R_1, R_2, \dots, R_N)$ 를 구하는 과정으로 정의할 수 있으며, 이때 파티션 F 는 다음의 조건을 만족한다.^[11]

1. $\bigcup_{i=1}^N R_i = I$
2. $C(R_i) = TRUE$, 여기서 $i=1, 2, \dots, N$ 이고 C 는 연결성을 나타냄
3. $H(R_i) = TRUE$, 여기서 $i=1, 2, \dots, N$ 이고 H 는 동질성을 나타냄
4. $H(R_i \cup R_j) = FALSE$, 여기서 R_i 및 R_j 임의의 인접영역들

본 논문에서는 여러 가지 영역기반 분할법 중에서 RAG를 이용한 반복적 병합법을 선택하여 영상 분할을 수행하기로 한다.

2.1 RAG를 이용한 반복적 병합

초기 분할된 영상의 각 영역을 그래프의 정점으로 대응시키고 인접한 영역 쌍 및 그들의 이질성 정도를 그래프의 가지 및 그 가지의 비용으로 대응시키면 RAG를 얻을 수 있다. 이렇게 구성된 그래프를 이용하여 매 단계마다 최소 비용을 갖는 가지를 선택하여 연결된 두 영역씩 병합해간다.

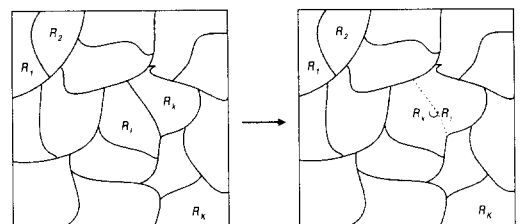


그림 1. 한 단계 병합 과정

그림 1은 반복적 병합에서 한 단계 병합과정을 나타내고 있다. K 개의 영역으로 나누어진 파티션 $P_i = \{R_1, R_2, \dots, R_K\}$ 에 대응하는 RAG는 $G(P_i) = (V_i, E_i)$ 로 구성된다. 여기서 V_i, E_i 는 각각 정점들과 가지들의 집합을 나타낸다. 즉, $R_i \in P_i$ 이면 $v_i \in V_i$ 이고, R_i 와 R_j 가 인접한다면 $\{v_i, v_j\} \in E_i$ 가 된다. 단, $0 \leq i, j \leq K, i \neq j$ 이다. $G(P_i)$ 의 가지 중 $\{v_k, v_l\} = \arg \min_{e \in E_i} \{c(e)\}$ 를 만족하는 최소 비용 가지를 찾아서 이 가지의 두 정점 v_k, v_l 에 대응하는 영역 R_k 와 R_l 을 병합하여 새로운 영역 $R_k \cup R_l \in P_{i+1}$ 을 형성하게 된다. 이렇게 최소 비용 가지에 연결된 두 영역을 병합한 후 병합된 영역은 새롭게 근사화하고 연관된 가지들의 비용을 다시 갱신하여 새로운 파티션 P_{i+1} 에 대응하는 RAG $G(P_{i+1})$ 를 구성한다. 이러한 과정을 정지 조건에 도달할 때까지 반복한다. 정지조건으로는 정해진 영역 수 혹은 허용된 왜곡 수준이 사용될 수 있다.

이러한 RAG를 이용한 반복적 병합에서 가지 비용을 어떻게 결정하느냐에 따라서 분할 영상의 특성이 달라질 수 있다. 기존의 분할법에서는 가지비용으로 평균값기 차이, 왜곡의 변화량, 윌왜곡 기울기 또는 윌왜곡 기반 비용 등을 이용하였다. 이 비용들 중에서 윌왜곡 기반 비용을 이용한 분할에서는 Lagrange 상수를 이용하여 각 단계에서의 윌 및 왜곡을 동시에 고려하도록 비용함수를 정의하고, 최소의 비용을 갖는 가지를 찾아 병합하는 것으로 기존의 다른 비용을 사용하는 분할법에 비해 부호화 측면에서 우수하다.

2.2 반복적 병합에 의한 윌왜곡 기반 영상 분할 (12,13)

반복적 병합을 이용한 윌왜곡 기반 영상분할은 두 영역간의 이질성을 윌왜곡적 관점에서 고려한 Lagrange 비용함수를 정의하고, 각 단계마다 윌왜곡 기반 비용이 최소가 되는 가지의 인접 영역쌍을 병합함으로써 분할영상을 얻는 방법이다. 이때 윌왜곡 기반 비용 $\Delta J(e)$ 은 t 단계에서 각 가지에 대하여 다음과 같이 정리된다.

$$\Delta J(e) = c(\{v_i, v_j\}) = \Delta D(e) + \lambda_{t+1} \Delta R(e) + C \quad (1)$$

여기서 $\Delta D(e), \Delta R(e)$ 은 임의의 가지 e 에 연결된 두 영역을 병합하면서 발생하는 왜곡의 변화량

및 윌의 변화량을 나타내고, C 는 모든 가지에 대하여 동일한 값을 갖는 어떤 상수이다. 그리고 λ_{t+1} 는 $t+1$ 단계에서의 Lagrange 상수이다.

(1)식의 윌왜곡 극선상의 기울기인 Lagrange 상수 λ_{t+1} 은 반복적 병합법의 특성을 고려하고, 병합될수록 왜곡에 대하여 단조 증가하는 특성을 이용하여 과소 추정을 방지할 수 있도록 다음과 같이 추정하였다.

$$\lambda_{t+1} = \max \left[\min_{e \in E_i} \left[-\frac{\Delta D(e)}{\Delta R(e)} \right], \lambda_0, \lambda_t \right] \quad (2)$$

여기서 $\min_{e \in E_i} \left[-\frac{\Delta D(e)}{\Delta R(e)} \right]$ 는 t 단계의 파티션 P_i 에 남아있는 $e \in E_i$ 인 가지들에 대한 윌왜곡 기울기가 최소가 되는 값이고, λ_t 는 이전 단계에서 추정된 Lagrange 상수이다. 그리고 λ_0 는 병합의 초기 단계에서 왜곡의 변화량이 없는 가지들이 경우 ($\lambda_{t+1} = 0$)에 대해서라도 윌의 변화가 고려되도록 하기 위한 상수이다.

(1)식의 계산에 필요한 윌 및 왜곡의 변화량은 각 영역 내부의 질감을 평균값기로 근사화함으로써 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \Delta R(e) &\cong -\{a \times N_c(e) + \beta + \delta(e)\} \\ \Delta D(e) &= \frac{N(R_i) \cdot N(R_j)}{N(R_i) + N(R_j)} \{[\mu(R_i) - \mu(R_j)]\}^2 \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 a 는 윤곽화소 당 비트수, $N_c(e)$ 는 e 가지에 연결된 두 영역이 공유하는 윤곽화소 수, β 는 한 영역의 질감을 표현하는 데 필요한 고정된 비트수를 나타낸다. 또한 $\delta(e)$ 는 e 와 연관된 영역이 독립된 영역일 때 윤곽의 새로운 시작점을 나타내는 데 필요한 비트수, $N(R_i)$ 및 $\mu(R_i)$ 는 영역 R_i 의 크기(화소 수)와 평균 밝기값을 나타낸다.

위에서 설명한 윌왜곡 기반 비용을 근거로 하여 반복적 병합을 이용한 윌왜곡 기반 영상분할은 다음과 같이 수행된다. 우선, 초기 분할된 영상으로부터 초기 RAG를 구성한다. 이때 각 가지의 비용은 (1)식에 근거하여 계산한다. 다음, 각 단계 t 에서 최소 비용 가지 $e_{opt} = \arg \min_{e \in E_i} \{\Delta J(e)\}$ 를 찾아서 이 가지에 연결된 두 영역 R_i 와 R_j 를 서로 병합한다. 이때 병합된 영역은 새로운 영역 $R_k \cup R_l \in P_{t+1}$ 을 형성함으로써 $t+1$ 단계에서의 국부적으로 최적

의 파티션 P_{t+1} 을 얻게 된다. 그리고, 새로운 영역과 연관된 가지들에 대하여 윌 및 왜곡의 변화량을 갱신하여 P_{t+1} 에 대응하는 새로운 RAG를 구성한다. 이러한 반복적 병합 과정은 미리 정해진 영역 수 또는 왜곡 수준에 도달할 때까지 반복한다.

III. 질감 근사화 및 반복적 병합을 이용한 윌왜곡 기반 영상 분할

영상분할이 영역기반 부호화의 문제에 적용되는 경우, 부호화 효율을 효과적으로 높일 수 있도록 영상이 분할되어야 한다. 즉, 파티션 P 에 속한 각 영역의 질감 계수들을 양자화기들의 집합 Q 을 이용하여 양자화하고, 그 윌값들과 양자화된 질감 계수들을 부호화할 때, P 와 Q 에서 재생된 영상의 왜곡 $D(P, Q)$ 은 사용된 비트수 또는 비트율 $R(P, Q)$ 이 R_{Budget} 보다 작아야 한다는 제약 조건하에서 다음과 같이 최소가 되어야 함을 의미한다.

$$\min_{P, Q} D(P, Q), \text{ subject to } R(P, Q) < R_{Budget} \quad (4)$$

이러한 제약 최적화 문제는 Lagrange 상수 λ 를 이용하여 Lagrangian 비용함수로 나타낼 수 있다. 이 문제에 대한 최적 해를 구하기 위해서는 주어진 윌에 대해서 최적 파티션 P 뿐만 아니라 최적 양자화기들의 집합 Q 가 어떤 것인지를 찾기 위해서는 과도한 양의 탐색이 수행되어야 한다. 이러한 과도 탐색 과정을 피하기 위하여 본 논문에서는 영상분할 시 반복적 병합을 도입하여 이러한 문제를 현재 파티션 P_t 와 양자화기들의 집합 Q 의 제약 조건하에서 Lagrangian 비용함수 $J(P_{t+1})$ 을 최소화하는 최적 파티션 P_{t+1} 을 찾는 다음과 같은 문제로 단 순화하기로 한다.

$$P_{t+1} = \arg \min_{P_{t+1}} \{J(P_{t+1})\}, \text{ given } \{P_t, Q\} \quad (5)$$

이 반복적 병합 과정은 영역 기반 부호화에 대해 주어진 비트율 R_{Budget} 에 도달할 때까지 반복된다. 비록 이러한 방법으로 전체적 최적의 파티션은 얻지 못하지만 단지 각 단계마다 최적인 파티션을 얻을 수 있다. 즉, 매 병합단계마다 주어진 파티션에 대해서 각 병합 과정이 마지막이라 가정하면, 그러한 매번의 병합과정에서 연속적으로 최적의 파티션

을 얻을 수 있다. 결과적으로 영역 기반 부호화에서 주어진 R_{Budget} 에 대해 최적으로 근접하는 파티션을 얻을 수 있다.

영역기반 분할법에서는 영역의 질감을 어떻게 근사화하느냐에 따라 영역간의 이질성을 나타내는 가지 비용이 달라지고 결과적으로 분할 결과도 달라진다. 기존의 가지 비용은 영역의 평균값기로 질감을 근사화하여 영역의 질감특성이 분할 과정에서 고려되지 않았다. 그 결과로 유사 질감특성을 갖는 하나의 영역이 대개 작은 여러 개의 영역들로 나누어지고, 따라서 윌값선이 복잡하여 분할영상의 부호화효율이 떨어진다. 질감특성을 영상분할에 반영하기 위해 DC 및 AC 성분으로 영역 내부의 질감을 근사화하여 윌왜곡 기반 비용을 구하고, 이 비용을 기반으로 영상 분할함으로써 윌왜곡 부호화에 따른 부호화효율을 높일 수 있다. 본 장에서는 질감특성을 영상 분할에 고려하기 위한 질감 근사화 및 반복적 병합을 이용한 윌왜곡 기반 영상 분할에 대해서 자세히 살펴보기로 한다. 우선, 1절에서 윌왜곡 기반 비용에 관해 살펴보고, 2절에서 영역 내부의 질감을 표현하는 질감 근사화 방법에 관해 살펴보고, 3절에서는 질감 근사화에 의한 윌왜곡 변화량에 대해 설명한다. 마지막으로 4절에서는 본 논문에서 제안한 질감 근사화 및 반복적 병합법에 의한 윌왜곡 기반 영상분할을 영역기반 부호화에 적용한 예를 보인다.

3.1 윌왜곡 기반 비용

양자화기들의 집합 Q 가 모든 병합 단계에 걸쳐 바뀌지 않고 고정되어 있기 때문에, 여기서는 편의상 수식에서 Q 를 생략하기로 한다. 반복적 병합의 t 단계에서 파티션 P_t 에 대한 Lagrangian 비용함수 $J(P_t)$ 는 다음과 같다고 하자.

$$J(P_t) = D(P_t) + \lambda_t R(P_t) \quad (6)$$

여기서 λ_t 는 t 단계에서의 Lagrange 상수이다. 그러면, 가지 $e \in E_t$ 를 병합했을 때 형성되는 파티션 P_{t+1} 에 대한 비용함수는 다음과 같이 주어진다.

$$J(P_{t+1}) = J(P_t) + \Delta J(e) \quad (7)$$

여기서 $\Delta J(e)$ 는 가지 e 의 윌왜곡 기반 비용 $c(e)$ 을 나타낸다. (7)식으로부터 최적의 파티션 P_{t+1} 을 얻기 위해서는 $\Delta J(e)$ 가 최소화되어야 함을 알 수 있다.

율왜곡 기반 비용 $\Delta J(e)$ 은 (7) 및 (8)식으로부터 t 단계에서 $\{v_i, v_j\} \in E_t$ 를 만족하는 각 가지에 대하여 다음과 같이 정리된다.

$$\begin{aligned} \Delta J(e) &= c(\{v_i, v_j\}) \\ &= \{D(P_{t+1}) + \lambda_{t+1}R(P_{t+1})\} - \{D(P_t) + \lambda_t R(P_t)\} \\ &= \Delta D(e) + \lambda_{t+1}\Delta R(e) + (\lambda_{t+1} - \lambda_t)R(P_t) \\ &= \Delta D(e) + \lambda_{t+1}\Delta R(e) + C \end{aligned} \quad (8)$$

여기서 $\Delta D(e)$, $\Delta R(e)$ 은 가지 e 에 연결된 두 영역 사이의 왜곡의 변화량 및 율의 변화량을 나타내고, C 는 $C = (\lambda_{t+1} - \lambda_t)R(P_t)$ 로서 모든 가지에 대하여 동일한 값을 가지므로 상수로 나타낸 것이다. 그리고 λ_{t+1} 는 $t+1$ 단계에서의 Lagrange 상수이며, (2)식과 같이 추정한다.

3.2 영역 내부의 질감 근사화

임의의 모양을 가진 영역 내부의 질감을 표현하는 방법으로 흔히 영역의 평균밝기만으로 근사화하는 방법이 주로 사용되어 왔다. 최근에는 기저함수에 투사된 변환계수들로 질감을 표현하고, 양자화기를 이용하여 이 계수들을 근사화하는 방법도 사용되었다^{4, 15-17}. 영역 R 내부의 밝기값은 이러한 방법에 의하여 근사화된 영상 $\hat{I}(x, y)$ 으로 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\hat{I}(x, y) = \sum_{k=0}^{M-1} Q_k(a_k^i)\phi_k(x, y), \quad \text{for } (x, y) \in R_i \quad (9)$$

여기서 M 은 양자화된 변환계수들의 수를 의미한다. 그리고 $\phi_0(x, y)$ 와 a_0^i 는 DC 성분에 관련된 기저함수, $\phi_0(x, y)$ 와 R_i 에 속하는 각 화소 (x, y) 의 밝기 값 $I(x, y)$ 간 내적이다. $\phi_k(x, y)$ 와 a_k^i 는 k 번째 AC 성분에 관련된 기저함수, $\phi_k(x, y)$ 와 R_i 에 속하는 각 화소 (x, y) 의 밝기 값 $I(x, y)$ 간 내적이다. Q_k 는 양자화기들의 집합 $Q = \{Q_0, Q_1, \dots, Q_{M-1}\}$ 의 한 원소로서 변환계수 a_k^i 에 대한 양자화 연산자이다. $M=1$ 이면 영역의 평균밝기인 DC 성분으로만 영역 내부를 표현하는 경우이고 $M>1$ 이면 DC 및 AC 성분까지 이용하여 영역 내부의 질감을 표현하는 경우이다.

3.3 율 및 왜곡의 변화량 계산

율 및 왜곡의 계산에 대하여 완전한 이해를 돕기

위하여, 이 절에서는 양자화기들의 집합 Q 의 표기를 다시 사용한다. 먼저 임의의 가지 e 에 연결된 각 영역의 병합 전후에 영역의 질감을 Q 로 양자화하여 발생하는 율의 변화량 $\Delta R(e)$ 은 율정보의 비트 변화량 $\Delta R_C(e)$ 과 질감정보의 비트 변화량 $\Delta R_T(e, Q)$ 으로 나타낼 수 있다.

$$\Delta R(e) = \Delta R_C(e) + \Delta R_T(e, Q) \quad (10)$$

그런데 실제로 부호화되는 비트수를 조사할 경우의 복잡도가 대단히 큼을 감안하여 다음과 같이 일부 근사적으로 추정하기로 한다.

$$\Delta R_C(e) \approx -\{a \times N_C(e) + \delta(e)\} \quad (11)$$

여기서 $\Delta R_C(e)$ 는 율왜곡 당 비트 수 a 와 e 가지에 연결된 두 영역이 공유하는 율왜곡 수 $N_C(e)$, 그리고 e 와 연관된 영역이 독립된 영역일 때 율왜곡의 새로운 시작점임을 나타내는 데 필요한 비트수 $\delta(e)$ 로 근사화한다.

한편, 영역 R_i 의 질감 근사화로 인한 왜곡은 다음과 같이 표현된다.

$$D(R_i, Q) = \sum_{(x, y) \in R_i} \left\{ I(x, y) - \sum_{k=0}^{M-1} Q_k(a_k^i)\phi_k(x, y) \right\}^2 \quad (12)$$

임의의 가지 e 에 연결된 두 영역 R_i 와 R_j 를 병합할 때 발생하는 왜곡의 변화량 $\Delta D(e)$ 는 다음과 같이 주어진다¹⁰.

$$\Delta D(e) = D(R_i \cup R_j, Q) - [D(R_i, Q) + D(R_j, Q)] \quad (13)$$

이러한 율의 변화량 $\Delta R(e)$ 과 왜곡의 변화량 $\Delta D(e)$ 은 적용되는 Q 에 따라 달라지게 되는데 기존의 분할법에서는 질감을 $Q = \{Q_0\}$ 로 DC 성분만을 표현하는 경우이며, 율 및 왜곡의 변화량은 (3)식과 같다. 본 논문에서는 $Q = \{Q_0, Q_1, \dots, Q_{M-1}\}$ 를 사용하여 DC 및 AC 성분까지 포함하여 표현하는 경우, 율 및 왜곡의 변화량과 질감 근사화 방법의 한 예로 SA-DCT를 이용한 방법에 대하여 각각 살펴보기로 한다.

먼저, 임의의 가지 e 에 연결된 영역들의 질감을 DC 및 AC 성분에 대한 양자화기를 적용한 경우 각 율과 왜곡의 변화량은 다음과 같다.

$$\Delta R(e) = \Delta R_C(e) + \Delta R_T(e, Q)$$

$$\Delta D(e) = \sum_{k=0}^{N(R)-1} (a_k^y - Q_k(a_k^y))^2 + \left\{ \sum_{m=0}^{N(R)-1} (a_m^i - Q_m(a_m^i))^2 + \sum_{n=0}^{N(R)-1} (a_n^j - Q_n(a_n^j))^2 \right\} \quad (13)$$

울의 변화량의 경우 DC에 대한 양자화기 적용에 서와는 달리 영역병합 진후에 발생하는 질감 비트의 변화량이 가지 ϵ 의 선택에 따라 값이 달라지게 되며, 왜곡의 변화량은 (13)식에서와 같이 각 영역에서의 변환 계수와 양자화된 변환 계수들로써 구할 수 있다.

본 논문에서는 임의의 모양을 갖는 영역에 대해 DC 및 AC 성분을 고려하여 질감을 표현하는 한 예로서 SA-DCT방식을 적용하기로 한다. MPEG-4에서 SA-DCT는 8×8 크기의 블록내부에서 임의의 모양을 갖는 영역을 다룬다. 반복적 병합에 대해서는 직사각형 내부에서 임의의 모양을 갖는 각 영역의 질감을 표현하도록 SA-DCT를 확장하였다. 이때 직사각형은 8×8 크기의 블록으로 제한하지 않고 그 영역을 둘러싸는 최소의 사각형으로 한다. DC 계수에 대해서는 하나의 DC 양자화기를 채택하였다. 그리고 최대 8×8 까지의 좌측 상단에 위치하는 AC 계수에 대해서는 하나의 AC 양자화기를 각각

채택하였고, 나머지 AC 계수들에 대해서는 0으로 잘라낸다. 그림 2는 이와 같은 방식을 임의의 한 영역에 대해서 SA-DCT를 적용하고 양자화하는 과정을 보이고 있다.

3.4 영역기반 부호화에 적용

본 논문에서는 이와 같이 질감 근사화를 이용한 윌래곡 기반 반복적 병합에 의해서 영상분할을 수행하고 그 결과를 영역기반 부호화하였다. 영역기반 부호화에서 영역의 질감정보는 양자화 되고, 이 양자화 계수들에 대해서 발생한 심벌들을 산술부호화하였다. 영역들의 윤곽은 윤곽 상태를 이용한 여섯 방향 윤곽부호화^[2]에 의해서 발생된 심벌들을 산술부호화 하였다. 실험에 사용된 영역기반 부·복호화기는 그림 3과 같으며, 실제로 비트 스트림을 발생시키고 이들 비트 스트림으로부터 영상을 재생한다.

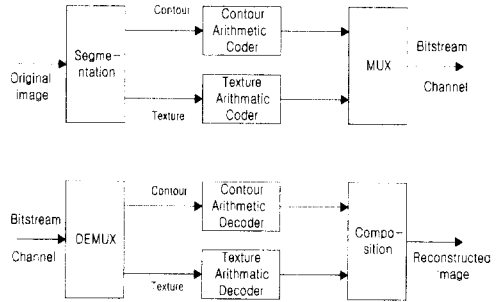


그림 3. 실험에 사용된 영역기반 부·복호화기의 블록도

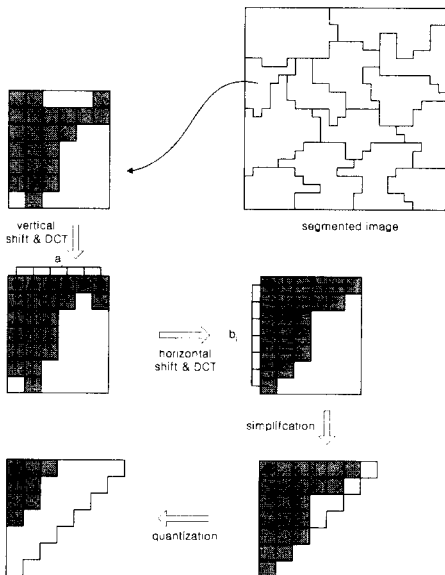


그림 2. SA-DCT에 의한 DC 및 AC 성분의 양자화 과정의 예

IV. 실험결과 및 고찰

본 논문에서는 제안한 질감 근사화 방법을 사용하여 반복적 병합하는 윌래곡 기반 영상분할의 성능을 알아보기 위하여 256×256 크기의 8bit Lena 및 Pepper 영상에 대하여 영역기반 부호화 실험을 하였다. 그림 4는 실험에 사용된 원 영상들이다.

본 실험에서는 DC 및 AC성분으로 영역의 질감을 근사화하는 제안한 윌래곡 기반 영상분할 결과, 이질성의 비용으로 평균밝기 차이와 왜곡의 변화량 등을 사용하여 얻은 영상분할 결과, 그리고 DC 성분만을 고려한 윌래곡 기반 영상 분할한 결과를 각각 영역기반 부호화 기법에 적용하여 얻은 부호화 성능을 비교하였다. 또한, JPEG과도 그 성능을 비교하였다. 먼저, 실험영상에 대하여 각 분할법에 따

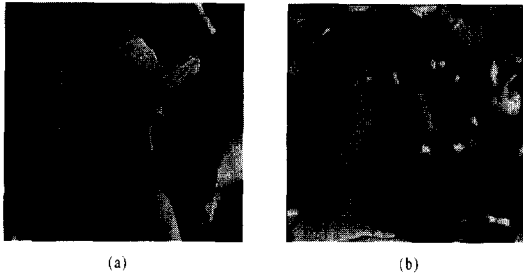


그림 4. 실험에 사용된 원 영상들 (a) Lena, (b) Pepper

큰 분할 결과들의 재생 영상이 같은 PSNR을 되도록 부호화하였을 때, 영역 수, 윤곽화소 수, 윤곽선 영상, 비트 수를 비교하였고, 재생 영상이 같은 비트율이 되도록 부호화하였을 때, 부호화 성능을 비교하였다. 마지막으로, 각 분할법에 의한 영역기반 부호화와 JPEG과의 윌래곡 곡선을 비교하였다.

율의 변화량 ΔR 의 계산에 필요한 α 및 $\delta(e)$ 를 각각 $\alpha = 1.4$ bits/pixel 및 $\delta(e) = 18$ bits로 설정하였다. 그리고, 질감을 DC 성분으로만 근사화했을 때는 질감에 대한 윌변화량 $\Delta R_{T(e, Q)} = 8$ bits로 설정하였고, SA-DCT의 DC 및 AC성분들로 영역의 질감을 근사화했을 때는 각 영역의 DC 성분에 대한 고정 비트수, 8bits와 두 영역에서 양자화된 질감의 AC 성분에 대한 가변길이 부호화시 발생하는 비트수의 변화량으로 설정하였다. 복원된 영상의 화질에 대한 객관적 척도로 일반적으로 많이 사용하는 다음과 같은 PSNR을 화질평가 척도로 사용하였다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{N^2 \sum_x \sum_y [I(x, y) - \hat{I}(x, y)]^2} [dB] \quad (14)$$

여기서 $N \times N$ 은 영상 크기이다.

표 1은 Lena 영상에 대하여 각 분할법에 따른 분할 결과들의 재생 영상이 같은 PSNR을 27.10 dB가 되도록 영역 기반 부호화 하였을 때, 비트율, 영역 수, 윤곽화소 수, 그리고 질감과 윤곽에 대한 비트수를 나타내고 있다. 표에서 보면, 우선 평균값기 차이에 의한 분할법의 경우, 많은 수의 소영역들로 인하여 영역 수와 윤곽화소 수가 매우 많으므로 질감과 윤곽에 대한 비트 수 가장 크다. 결국 비트율 0.70 bit/pixel도 가장 높다. 왜곡의 변화량에 의한 영상분할의 경우에는 영역 수는 줄어들었지만 윤곽화소수가 가장 많다. 이로 인해 윤곽에 대한 비트수가 질감에 대한 비트수에 비해 상당히 많다.

DC 성분만으로 질감을 근사화하는 윌래곡 기반 영상분할은 왜곡의 변화량에 의한 영상분할에 비하여 영역 수는 다소 증가하였지만 윤곽화소 수가 줄어들었기 때문에 윤곽에 대한 비트수와 전체 비트율은 줄어들었다. DC 및 AC성분으로 영역의 질감을 근사화하는 제안한 윌래곡 기반 영상분할을 수행했을 때, 그 결과 질감에 대한 비트수는 증가하였지만 윤곽선 영상은 기존의 분할법의 윤곽선 영상에 비하여 영역 수와 윤곽화소 수가 모두 대폭 줄어들었기 때문에 윤곽에 대한 비트수와 전체 비트율은 매우 줄어들었다.

표 1. Lena 영상에 대한 동일한 PSNR 27.10 dB에서의 각 비용에 따른 영역기반 부호화 성능

Cost	Bitrate [bpp]	Number of regions (contour pixels)	Bits for the texture[bits]	Bits for the contour[bits]
Mean difference	0.70	1,905 (16,215)	14,436	31,694
Distortion	0.45	245 (18,714)	1,954	27,803
Rate-distortion based cost with DC	0.36	361 (14,000)	2,850	21,171
Rate-distortion based cost with DC & AC	0.29	191 (8,566)	5,890	13,112

표 2는 표 1에서와 같은 실험을 Pepper 영상에 대하여 수행하였다. 여기서 재생영상들은 PSNR을 동일하게 27.51 dB되도록 하였다. 표 2의 결과는 표 1의 Lena 영상에 대한 결과에서와 같은 유사한 특성을 나타내고 있다. 제안한 질감 근사화 방법을 이용한 윌래곡 기반 분할법은 DC성분으로만 질감을 근사화하는 윌래곡 기반 영상분할과 비교하면, 윤곽선 영상에 비하여 영역 수와 윤곽화소 수가 모두 대폭 줄어들어 비트율은 0.22 bit/pixel이 된다.

표 2. Pepper 영상에 대한 동일한 PSNR 27.51 dB에서의 질감 근사화에 따른 영역기반 부호화 성능

Cost	Bitrate [bpp]	Number of regions (contour pixels)	Bits for the texture[bits]	Bits for the contour[bits]
Rate-distortion based cost with DC	0.29	267 (11,774)	2,130	17,005
Rate-distortion based cost with DC & AC	0.22	113 (6,873)	5,082	9,581

그림 5는 표 1의 Lena 영상에 대한 분할 결과들의 윤곽선 영상을 나타낸 것이다. 평균값기 차이에



그림 5. Lena 영상에 대하여 반복적 병합법에 의한 동일한 PSNR 27.10 dB에서의 윤곽선 영상들. (a) 평균밝기 차이, (b) 왜곡의 변화량, (c) DC 성분에 의하여 질감 근사화한 울왜곡 기반 비용, (d) DC 및 AC 성분에 의하여 질감 근사화한 울왜곡 기반 비용

의한 분할의 윤곽선 영상은 입력영상에 존재하는 과립성 변화로 인하여 소영역이 많이 발생한다. 이러한 소영역은 화질 개선에는 도움을 주지 못하고, 부호화하는 데 많은 비트가 소요된다. 왜곡의 변화량에 의한 영상분할의 윤곽선 영상에는 영역 수는 작지만 윤곽화소 수가 가장 많고 윤곽선 모양이 다소 복잡하여 부호화효율이 떨어진다. DC 성분으로만 질감을 근사화하는 울왜곡 기반 영상분할의 윤곽선 영상은 왜곡뿐만 아니라 울까지 고려함으로써 다소 덜 복잡한 윤곽선과 소수의 소영역을 갖는다. 제안한 질감 근사화 방법을 이용한 울왜곡 기반 분할법은 기존의 분할법에 비하여 영역 수와 윤곽화

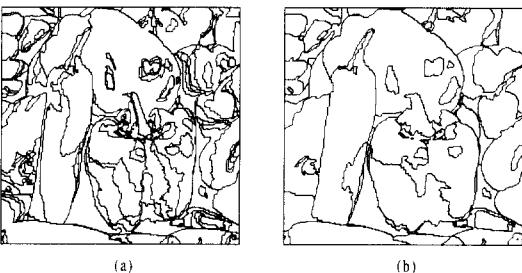


그림 6. Pepper 영상에 대하여 반복적 병합법에 의한 동일한 PSNR 27.51 dB에서의 윤곽선 영상들: (a) DC 성분에 의하여 질감 근사화한 울왜곡 기반 비용, (b) DC 및 AC 성분에 의하여 질감 근사화한 울왜곡 기반 비용

소 수가 상당히 줄어들었고, 윤곽선 영상이 매우 단순하며, 부호화 성능 또한 우수함을 알 수 있다.

그림 6은 표 2의 Pepper 영상에 대한 분할 결과들의 윤곽선 영상을 나타낸 것이다. 그림 6은 그림 5의 Lena 영상에 대한 윤곽선 영상들의 결과에서와 같은 유사한 특성을 나타내고 있다.

표 3. Lena 영상에 대한 동일한 비트율 0.40 bpp에서의 각 비용에 따른 영역기반 부호화 성능

Cost	PSNR [dB]	Number of regions (contour pixels)	Bits for the texture[bits]	Bits for the contour[bits]
Mean difference	24.22	839 (10,590)	6,391	19,856
Distortion	26.59	189 (16,780)	1,505	24,635
Rate-distortion based cost with DC	27.48	430 (14,957)	3,392	22,731
Rate-distortion based cost with DC & AC	28.44	412 (11,481)	7,581	18,582

표 3은 Lena 영상에 대하여 각 분할법에 대하여 동일한 비트율 0.40 bpp로 영역기반 부호화를 수행했을 때, 각 분할법에 따른 PSNR, 영역 수, 윤곽화소 수, 그리고 질감과 윤곽에 대한 비트 수를 나타내고 있다. 제안한 질감 근사화 방법을 이용한 울왜곡 기반 분할법은 평균밝기 차이에 의한 분할법, 왜곡의 변화량에 의한 분할법, DC성분으로만 질감을 근사화하는 울왜곡 기반 영상분할에 비해 PSNR이 4.22, 1.85, 0.96 dB 증가하는 것으로 나타났다. 영역수와 윤곽화소수는 표 1과 표 2에서와 같이 대폭 줄어들었기 때문에, 윤곽 화소에 대한 비트 수는 줄어들었고, 이로 인해 질감에 대한 비트 수가 더 많이 할당되어 PSNR 측면에서 우수하다.

표 4. Pepper 영상에 대한 동일한 비트율 0.37 bpp에서의 질감 근사화에 따른 영역기반 부호화 성능

Cost	PSNR [dB]	Number of regions (contour pixels)	Bits for the texture[bits]	Bits for the contour[bits]
Rate-distortion based cost with DC	28.75	405 (14,132)	3,195	20,952
Rate-distortion based cost with DC & AC	29.88	390 (10,880)	7,654	16,446

표 4는 Pepper 영상에 대하여 동일한 비트율 0.37 bpp로 영역기반 부호화를 수행했을 때의 성능

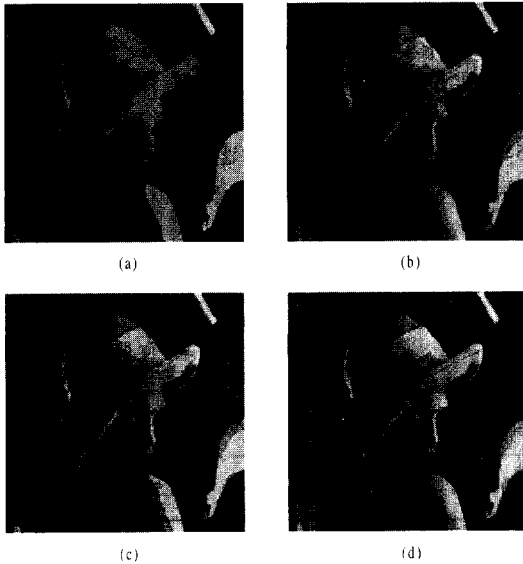


그림 7. Lena 영상에 대하여 반복적 병합법에 의한 동일한 비트율 0.40 bpp에서의 재생 영상들: (a) 평균밝기 차이, (b) 왜곡의 변화량, (c) DC 성분에 의하여 질감 근사화한 윌웨이 기반 비용, (d) DC 및 AC 성분에 의하여 질감 근사화한 윌웨이 기반 비용

을 조사한 것이다. 표 4의 결과는 Lena 영상에 대한 결과에서와 같은 유사한 특성을 나타내고 있다. 제안한 질감 근사화 방법을 이용한 윌웨이 기반 분할법은 DC성분으로만 질감을 근사화하는 윌웨이 기반 영상분할에 비해 PSNR이 1.13 dB 증가하는 것으로 나타났다.

그림 7은 표 3의 Lena 영상에 대한 각 분할 결과들의 재생영상을 나타낸 것이다. 제안한 질감 근사화 방법을 이용한 윌웨이 기반 분할법은 기존의 분할법들에 비하여 가장 자연스러운 화질을 보여준다. 또한 영역의 내부 질감을 영역의 평균밝기로만

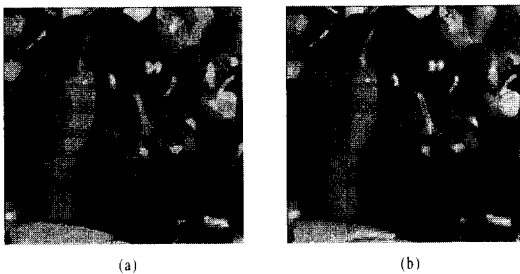


그림 8. Pepper 영상에 대하여 반복적 병합법에 의한 동일한 비트율 0.37 bpp에서의 재생 영상들: (a) DC 성분에 의하여 질감 근사화한 윌웨이 기반 비용, (b) DC 및 AC 성분에 의하여 질감 근사화한 윌웨이 기반 비용

표현하면 영역간의 경계에서 급격한 밝기 변화를 볼 수 있다. 그러나, 제안한 질감 근사화를 이용한 윌웨이 기반 영상분할의 재생영상은 영역간의 경계에서 급격한 밝기 변화가 많이 사라졌다. 그림 8은 표 4의 Pepper 영상에 대한 분할 결과들의 재생영상을 나타낸 것이다. 그림 8은 그림 7의 Lena 영상에 대한 재생영상과 같은 유사한 특성을 나타내고 있다.

그림 9는 Lena 영상에 대하여 제안한 질감 근사화 방법을 이용한 윌웨이 기반 분할법, DC 성분을 이용하여 질감 근사화한 기존의 분할법들 및 JPEG의 부호화 성능을 부호화 비트율에 따른 PSNR 성능 곡선을 나타낸 것이다. 제안한 질감 근사화 방법을 이용한 윌웨이 기반 분할법은 DC성분으로만 질감을 근사화하는 윌웨이 기반 영상분할과 비교하면 PSNR이 0.8~1.0 dB 성능 개선이 있었고, 평균밝기 차이 및 왜곡의 변화량을 이용한 분할법에 비하여 약 3.4~4.4 dB, 1.7~2.9 dB 정도의 성능 개선이 있었다. 그리고 JPEG 보다도 1.2~1.4 dB 성능 개선이 있었다.

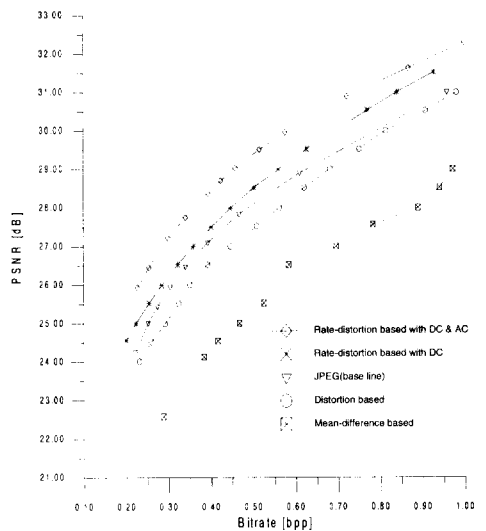


그림 9. Lena 영상에 대한 영역기반 부호화와 JPEG과의 PSNR 성능 비교

그림 10은 Lena 영상에 대하여 동일한 비트율 0.30 bpp에서의 JPEG과 제안한 질감 근사화 방법을 이용한 윌웨이 기반 분할법의 재생영상을 나타내고 있다. 제안한 질감 근사화 방법을 이용한 윌웨이 기반 분할법의 재생영상은 JPEG에서의 블록현상이 나타나지 않아 JPEG에 비해 자연스럽다. 그러

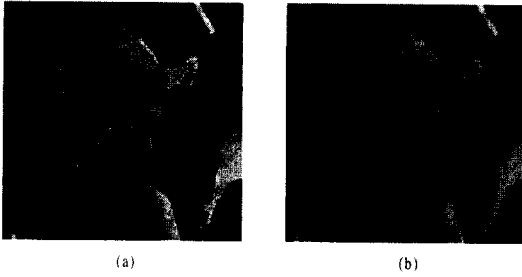


그림 10. Lena 영상에 대한 동일한 비트율 0.30 bpp에서의 JPEG과 영역기반 부호화 재생 영상들: (a) JPEG (PSNR=25.86dB), (b) DC 및 AC 성분에 의하여 질감 근사화한 윌왜곡 기반 영상분할 (PSNR=27.29dB)

나 제안한 질감 근사화 방법을 이용한 윌왜곡 기반 분할법에서는 양자화의 DC 및 AC 계수에 의한 윌변화량과 왜곡 변화량을 계산할 경우 DC 계수에 의한 것에 비해 계산량이 많고, 매 단계마다 윌왜곡 기반 비용을 갱신하기 위하여 SA-DCT 및 AC 계수의 양자화를 추가로 수행하여야 하므로 수행시간이 긴 단점이 있다

V. 결론

본 논문에서는 일반화된 질감 근사화 과정을 도입하여 반복적 병합의 윌왜곡 기반 비용을 계산함으로써 질감특성이 고려된 윌왜곡 기반 영상분할 기법을 제시하였다. 여기서 임의의 영역 내부의 질감은 각 영역에 대하여 SA-DCT를 적용한 후, 양자화 간격이 고정된 두 개의 균일 양자화기를 이용하여 기존의 DC 성분만으로 영역 내부의 질감을 근사화하는 방법에서 DC 성분 및 AC 성분들로 확장하여 질감을 근사화하였다. 그리고 이때 발생하는 윌 및 왜곡으로부터 Lagrange 상수를 이용한 윌왜곡 기반 비용을 구하여 각 단계마다 국부적으로 최적인 분할 영상을 얻었다. 이러한 질감 근사화가 고려된 반복적 병합법을 이용한 윌왜곡 기반 분할법의 부호화 성능을 기존의 질감 근사화 방법을 이용한 분할법들의 부호화 성능들을 함께 비교하여 분석하였다. 이때 사용된 영역기반 부호화법에서는, 영역의 질감은 DC성분 또는 DC 및 AC성분으로 표현하여 산술부호화하고, 영역들의 윤곽은 여섯 방향 윤곽부호화법에 의하여 윤곽화소들을 따라가면서 부호화하였다.

윌왜곡 기반 분할에서의 질감 부호화 방법 중에서 DC 및 일부의 AC성분으로 영역의 질감을 근사화한 뒤 영역기반 부호화하는 방법은 영역의 평균

밝기, 즉 DC만으로 질감을 근사화하여 윌왜곡 기반 분할 후 영역기반 부호화하는 방법에 비해 영역 수와 윤곽화소 수가 현저히 적고 윤곽선의 특성이 매우 단순하며, 영역 내부의 질감 표현 기법을 개선하여 보다 자연스러운 영상을 재생하였다. 그리고 동일한 비트율에서 DC만으로 질감을 근사화하는 방법에 비해 0.8~1.0 dB 정도의 PSNR 성능 개선이 있었다.

앞으로, 이러한 정지 영상분할 기법을 동영상에 적용하여 R-D 기반 분할기법을 이용한 자동 및 반자동 객체분할의 연구가 계속될 필요가 있으며, 분할 수행 시간을 단축하기 위한 노력도 있어야 하겠다.

참고 문헌

- [1] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison Wesley, 1993.
- [2] A. K. Jain, *Fundamental of Digital Image Processing*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1989.
- [3] S. L. Horwitz and T. Pavlidis, "Picture segmentation by a tree traversal algorithm," *Journal of ACM*, vol. 23, no. 2, pp. 368-388, Apr. 1976.
- [4] ISO/IEC JTC1/SC29/WG11, N1992, MPEG-4 Video Verification Model Version 11.0, Mar. 1998.
- [5] R. M. Haralick and L. G. Shapiro, "Survey : Image segmentation technique," *CVGIP*, vol. 29, pp. 100-132, 1985.
- [6] M. Kunt, M. Benard, and R. Leonardi, "Recent results in high-compression image coding," *IEEE Trans. Circuits and Systems*, vol. CAS-34, no. 11, pp. 1306-1336, Nov. 1987.
- [7] M. Kocher and R. Leonardi, "Adaptive region growing technique using polynomial functions for image approximation," *Signal Processing*, vol 11, pp. 47-60. 1986.
- [8] O. J. Morris, M. de J. Lee, and A. G. Constantinides, "Graph theory for image analysis: An approach based on the shortest spanning tree," *IEE Proc.*, vol. 133, pt. F, no. 2, pp. 146-152, Apr. 1986.

[9] S. H. Kwok and A. G. Constantinides, "A fast recursive shortest spanning tree for image segmentation and edge detection," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 6, no. 2, pp. 328-332, Feb. 1997.

[10] M. J. Biggar, O. J. Morris, and A. G. Constantinides, "Segmented-image coding: A performance comparison with discrete cosine transform," *IEE Proc.*, vol. 135, pt. F, pp. 121-132, Apr. 1988.

[11] S. W. Zucker, "Region growing: Childhood and adolescence," *Computer Vision Graphics and Image Processing*, vol. 5, pp. 382-399, 1976

[12] C. W. Lim, S. C. Jun, and N. C. Kim, "Recursive merging for rate-distortion based image segmentation," *Proc. PCS'99*, pp. 253-256, Apr. 1999.

[13] 전성철, 임채환, 김남철, "반복적 병합을 이용한 윌콕슨 기반 영상분할," *방송공학회 논문지*, 제 4권 제1호, pp. 44-58, 1999년 5월

[14] 홍원학, 허진우, 김남철, "윤곽 상태를 이용한 여섯 방향 윤곽부호화," *방송공학회 논문지*, 제 1권 제 1호, pp. 35-43, 1996년 6월.

[15] H. Sanderson and G. Crebbin, "Image segmentation for compression of image and image sequences," *IEE Proc. Vis. Image Signal Process.*, vol. 142, no. 1, Feb. 1995.

[16] M. Eden, M. Unser, and R. Leonardi, "Polynomial representation of pictures," *Signal Processing*, vol. 10, no. 4, pp. 385-393, June 1986.

[17] M. Gilge, T. Engelhardt, and R. Mehlan, "Coding of arbitrarily shaped image segments based on a generalized orthogonal transform," *Signal Processing: Image Comm.* 1, pp. 153-180, 1989.

정 춘 식 (Choon Sik Jung)

준회원



1998년 2월 : 경북대학교 전자공학과 (공학사)
 1998년 3월~현재 : 경북대학교 대학원 전자공학과 석사과정
 <주관심 분야> 영상처리, 영상압축

임 채 환 (Chae Whan Lim)

정회원

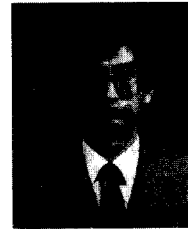


1993년 2월 : 경북대학교 전자공학과 (공학사)
 1995년 2월 : 경북대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
 1995년 3월~현재 : 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정

<주관심분야> 영상처리, 영상압축, 컴퓨터비전

김 남 철 (Nam Chul Kim)

정회원



1978년 2월 : 서울대학교 전자공학과 (공학사)
 1980년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학석사)
 1984년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학박사)

1984년 3월~현재 : 경북대학교 전자전기공학부 교수

1990년 1월~1994년 12월 : 생산기술연구원 HDTV 신호처리분과위원

1994년 1월~1996년 12월 : 한국통신학회 편집위원

1994년 1월~1996년 12월 : 대한전자공학회 편집위원

1996년 1월~현재 : 한국방송공학회 편집위원, 이사

1996년 11월~현재 : 국방과학연구소 국방과학기술 분류 및 수준 조사위원

1997년 1월~1998년 12월 : 한국통신학회 신호처리 연구회 위원장

<주관심 분야> 영상처리, 영상압축, 영상복원, 컴퓨터 비전